

Segmentasi Citra Wajah Menggunakan Metode Level Set

Hadi Santoso

Program Studi Sistem Informasi

STMIK Atma Luhur

Jl. Raya Sungailiat Selindung Baru, Pangkalpinang

hadikom@gmail.com, hadisantoso.atmaluhur@gmail.com

Agus Harjoko

Program Studi Elektronika dan Instrumentasi

FMIPA Universitas Gadjah Mada

Sekip Utara, Yogyakarta

aharjoko@ugm.ac.id, aharjoko@gmail.com

Abstrak— Pengolahan citra digital saat ini semakin mudah dilakukan dengan adanya segmentasi. Level set adalah metode untuk mendeteksi pergerakan kurva yang dapat digunakan untuk melakukan segmentasi citra. Pendekatan yang dilakukan dalam proses segmentasi ada 2 metode, yaitu metode berdasarkan tepi dan metode berdasarkan wilayah. Agar hasil dari kedua metode tersebut dapat maksimal, digunakan model *active contour*. *Active contour* merupakan proses perubahan fungsi level set kedalam bentuk biner, kemudian untuk meregularisasinya digunakan *filter gaussian*. Pada makalah ini digunakan algoritma segmentasi selektif lokal atau global untuk proses *binarization* dan dijelaskan mengenai segmentasi menggunakan metode level set berbasis citra wajah manusia. Uji coba dilakukan pada citra wajah berwarna kemudian diubah kedalam citra wajah *grayscale*. Citra wajah yang digunakan pada proses segmentasi ini sebanyak 20 dari *database* citra wajah *Caltech*, dengan ukuran 200 x 150 piksel, aplikasi yang digunakan untuk mengolah data citra wajah yaitu MATLAB 2009a. Dari pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil 18 citra wajah dapat dideteksi dengan baik dari 20 citra wajah atau unjuk kerja sistem sebesar 90 %.

Kata kunci—*active contour*, *segmentasi citra wajah*, *level set*, *binarization*

I. PENDAHULUAN

Segmentasi merupakan proses membagi citra menjadi beberapa wilayah atau objek. Berbagai faktor penting yang sangat mempengaruhi proses segmentasi adalah kompleksnya warna latar belakang, kemiringan, orientasi, dan jarak antar komponen dari wajah manusia. Tujuan utama dari segmentasi wajah dalam penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi keberadaan wajah dalam gambar. Pendekatan untuk proses segmentasi dapat dilakukan menggunakan 2 cara, yaitu pertama metode berdasarkan tepi (*edge based*) dimana segmentasi dilakukan berdasarkan perubahan intensitas suatu piksel terhadap piksel yang berdekatan, kedua metode berdasarkan wilayah (*region based*) dimana proses segmentasi dilakukan berdasarkan kesamaan nilai suatu piksel yang berdekatan. Metode berdasarkan tepi (*edge based*) salah satunya adalah *Geodesic Active Contours* (GAC) yang menggunakan gradient untuk menemukan tepi dari suatu fitur dan akan mendeteksi *active*

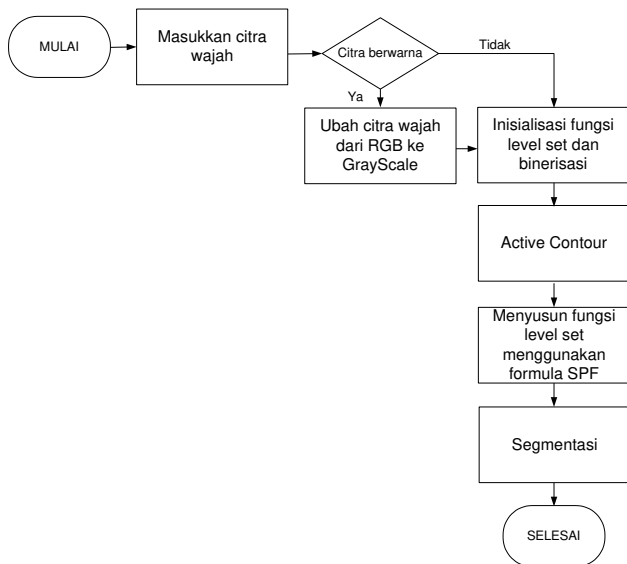
contour dimana inisial *active contour* berada. Sehingga dapat dikatakan GAC disebut sebagai segmentasi lokal dengan lokal minimum. Permasalahan yang masih sering dialami adalah proses *binarization* citra wajah termasuk variabilitas penampilan wajah (pose, ukuran), latar belakang yang kompleks, oklusi, bayangan objek, faktor pencahayaan, dan perbedaan kecerahan warna obyek. Salah satu fungsi utama *binarization* adalah membantu memisahkan antara piksel pada wajah dari latar belakangnya. Metodologi gambar *binarization* diklasifikasikan ke dalam dua kategori: berdasarkan *thresholding* dan berdasarkan pengelompokkannya. (Chan, 2001) dalam penelitiannya mengusulkan sebuah metode yaitu Chan-Vese, merupakan metode berdasarkan wilayah (*region based*). Metode ini merupakan perbaikan dari metode berdasarkan deteksi tepi (*edge based*). Chan memperbaiki metode *edge based* tersebut karena pada saat dilakukan pendeteksian pada citra tidak berdasarkan pada *gradient* citra namun didasarkan pada teknik *curve evolution*, *Mumford-shah function for segmentation* dan *level set* dan pendeteksian menggunakan *gradient* citra dianggap kurang efektif. Pada metode ini inisial kontur dapat dilakukan dimana saja pada citra dan metode Chan-Vese akan secara otomatis mendeteksi keseluruhan kontur dan tidak memperdulikan letak dari inisial kontur, sehingga dapat dikatakan metode Chan-Vese merupakan segmentasi global. Pada kenyataannya pada metode ini segmentasi tidak dapat dilakukan secara selektif pada area tertentu, arah evolusi kurva tidak bisa dikontrol dengan baik.

Pada paper ini dibahas mengenai segmentasi citra wajah manusia menggunakan metode level set, yaitu menggabungkan metode *edge based* dan *region based*, dengan harapan metode ini mampu melakukan segmentasi global atau lokal secara selektif untuk *binarization* simultan yang pernah diteliti oleh Zhang et al. [14].

II. METODE

A. Metode yang Diusulkan

Diagram dari metode yang digunakan untuk melakukan segmentasi citra wajah manusia dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar. 1. Metode Proses Segementasi

Proses segmentasi yang ditunjukkan pada Gambar 1 menjelaskan bahwa proses pertama kali adalah citra masukan berupa citra awal berwarna dengan ekstensi .bmp dan ukuran citra 200x150 piksel yang digunakan sebagai *input* dalam proses segmentasi. Citra berwarna tersebut berupa citra wajah manusia, kemudian diubah ke dalam citra *gray scale*.

Proses selanjutnya adalah proses melakukan inisialisasi terhadap fungsi level set citra wajah. Setelah diperoleh nilai dari inisialisasi awal level set pada masukan citra wajah, langkah selanjutnya membentuk fungsi *Signed Pressure Force* (SPF) untuk mengontrol arah evolusi dan menggantikan *Edge Stopping Function* (ESF), agar mendapatkan nilai rata-rata intensitas pada *inside* dan *outside* kontur pada citra wajah (proses *active contour*) secara berurutan. *Active contour* digunakan untuk mengidentifikasi batas-batas objek dari citra. Kontur akan berkembang ke batas-batas wajah, dan proses ini membantu dengan mudah binarisasi citra wajah. Kontur telah ditandai dengan warna merah dan diberi label K1, K2, K3 dan K4 untuk setiap kontur yang tampil pada Gambar 4. Kontur di luar K1 memberikan batas pada citra wajah. Kontur K2, K3, K4 akan melakukan *looping* menyesuaikan dengan bentuk wajah. Proses segmentasi terlihat pada kontur yang ada di batas wajah.

Kemudian dilakukan perhitungan pada fungsi SPF untuk proses evolusi kurva pada fungsi level set. Segmentasi dilakukan dengan melakukan perubahan fungsi level set ke dalam bentuk *binary* dengan menggunakan gaussian filter untuk meregularisasinya. Iterasi dilakukan sebanyak n agar proses evolusi kontur dapat membawa kurva menuju tepian citra wajah yang diinginkan.

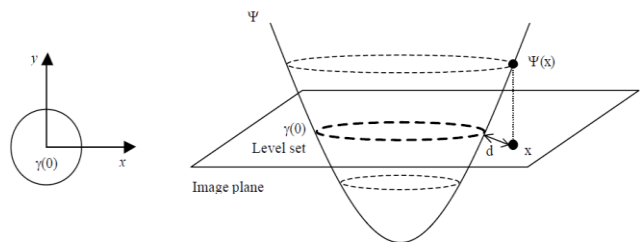
B. Level Set

Metode level set pertama kali diusulkan oleh Osher dan Setian pada tahun 1988. Metode level set adalah metode numerik yang umum untuk perubahan dari *front* (kurva) ini banyak digunakan pada *surface evolution* dan perubahan pada topologi. Pada pendekatan level set, masalah didefinisikan pada dimensi yang lebih tinggi.

Persamaan dari *Level Set* Ψ adalah :

$$\Psi(x, t=0) = \pm d \quad (1)$$

Dimana x adalah suatu sebuah posisi, t adalah waktu, dan d adalah jarak dari titik x terhadap kurva inisialisasi (*distance*) sampai $\gamma(t=0)$. Posisi x menentukan tanda dari d , tanda d diberi nilai positif bila x menjauh titik pusat kurva inisialisasi atau diluar kurva inisialisasi, sebaliknya tanda d diberi nilai negatif bila x mendekat titik pusat kurva



inisialisasi atau didalam kurva inisialisasi. Daerah antara nilai *distance* (d) positif dan negatif inilah yang menunjukkan dimana kurva berada sehingga dapat membentuk kurva menjadi cembung atau cekung.

Gambar 2. Ilustrasi Level Set

Ilustrasi *level set* yang ditunjukkan pada Gbr. 2, dijelaskan bahwa *image plane* adalah bidang gambar, sedangkan kurva yang menyerupai gunung terbalik adalah fungsi *level set*. Selanjutnya kurva yang berbentuk lingkaran dimana titik dalam kurva akan bernilai kecil (negatif) yang berpuncak pada titik tengah lingkaran, sedangkan titik yang berada di luar kurva akan bernilai semakin besar apabila jaraknya semakin jauh dari kurva inisialisasi. Pada gambar tersebut kurva bertemu dengan bidang datar merupakan kurva inisialisasi $\Psi(x, t=0)$ atau *zero level set*. Agar kurva dapat berevolusi, maka dilakukan persamaan berikut :

$$\Psi_{ij}^{n+1} = \Psi_{ij}^n - \Delta t F |\nabla_{ij} \Psi_{ij}^n| \quad (2)$$

Δt adalah waktu dan F adalah *speed function*. F mempunyai tiga faktor yang mempengaruhi pergerakan kurva yang dinyatakan dengan persamaan :

$$F = F_{\text{prop}} + F_{\text{curv}} + F_{\text{adv}} \quad (3)$$

Dimana F_{prop} adalah penambahan konstan pada kurva untuk bergerak searah dengan sudut normal, sedangkan F_{curv} adalah pengatur bentuk dari kurva, dan F_{adv} adalah faktor informasi dari gambar.

F_{prop} dan F_{curv} dapat dihitung menggunakan persamaan seperti berikut :

$$F_{prop} + F_{curv} = 1 - \varepsilon K \quad (4)$$

Dimana ε adalah konstanta, dan K adalah kurva yang dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut :

$$K = \nabla \cdot \frac{\Delta \Psi}{|\Delta \Psi|} = - \frac{\Psi_{xx} \Psi_y^2 - 2 \Psi_x \Psi_y \Psi_{xy} + \Psi_{yy} \Psi_x^2}{(\Psi_x^2 + \Psi_y^2)^{3/2}} \quad (5)$$

Dimana Ψ_x adalah turunan pertama Ψ terhadap sumbu x , Ψ_{xx} adalah turunan kedua Ψ terhadap sumbu x , Ψ_y adalah turunan pertama Ψ terhadap sumbu y , Ψ_{yy} adalah turunan kedua Ψ terhadap sumbu y , Ψ_{xy} adalah turunan Ψ terhadap sumbu x dan sumbu y .

Untuk menghitung masing-masing turunan digunakan pendekatan central difference, yaitu:

$$\Psi_x = \Psi(x + l, y) - \Psi(x - l, y) / 2 \quad (6)$$

$$\Psi_x = \Psi(x + l, y) - 2\Psi(x, y) + \Psi(x - l, y) \quad (7)$$

$$\Psi_y = \Psi(x, y + l) - \Psi(x, y - l) / 2 \quad (8)$$

$$\Psi_{yy} = \Psi(x, y + l) - 2\Psi(x, y) + \Psi(x, y - l) \quad (9)$$

$$\Psi_{xy} = \Psi(x + l, y + l) - \Psi(x - l, y + l) - \Psi(x + l, y - l) + \Psi(x - l, y - l) / 4 \quad (10)$$

Kemudian untuk menghitung persamaan (3), hasil persamaan (4) tidak ditambahkan dengan F_{adv} melainkan dikalikan dengan K_I (*real positif*) yang merupakan informasi *border* dari gambar, yang dinyatakan dengan persamaan berikut

$$F = (F_{prop} + F_{curv}) * (K_I) \quad (11)$$

$$K_I(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G \sigma * l(x, y)|} \quad (12)$$

Dimana $\nabla G \sigma * l(x, y)$ adalah *gradient* terhadap *Gaussian smoothing filter* dengan karakteristik lebar σ . Nilai dari $\nabla G \sigma * l(x, y)$ biasanya bernilai positif kecil atau positif mendekati nol apabila tidak berada pada *border* dari suatu gambar, jika berada pada *border* maka nilainya akan sangat besar dan akan membuat nilai dari K_I semakin kecil atau mendekati nol. Sehingga evolusi kurva akan bernilai sangat kecil apabila berada pada *border* suatu gambar. Agar

kurva dapat mengembang maka nilai F harus positif, dan sebaliknya F harus bernilai negatif agar kurva mengempis.

C. Binarization

Citra biner adalah suatu citra digital yang hanya memiliki dua nilai yaitu 0 dan 1. Dengan kata lain citra biner hanya berwarna hitam dan putih. Suatu nilai *threshold* akan menjadi acuan yang membatasi nilai *gray-level* yang akan diubah kedalam bentuk biner (nilai 0 untuk warna hitam dan nilai 255 untuk warna putih). Dari suatu citra dengan 256 tingkat keabuan (dari 0 sampai 255) dibutuhkan suatu nilai *threshold* sebagai acuan untuk mengkonversi citra tersebut menjadi citra biner. Setiap piksel yang memiliki intensitas di bawah nilai *threshold* akan diubah intensitasnya menjadi 0 dan sebaliknya menjadi 1. Jadi semakin tinggi nilai *threshold* citra biner yang dihasilkan akan menjadi lebih gelap.

D. Active Contour

Konsep *active contours models* pertama kali diperkenalkan pada tahun 1987 dan kemudian dikembangkan oleh beberapa peneliti. *Active contour* seperti Gambar 3 berupa sekumpulan titik yang bergerak mendekati batasan dari suatu objek. Pendekatan *active contour* untuk proses segmentasi dapat dilakukan menggunakan 2 cara, yaitu pertama metode berdasarkan tepi (*edge based*) dimana segmentasi dilakukan berdasarkan perubahan intensitas suatu piksel terhadap piksel yang berdekatan, kedua metode berdasarkan wilayah (*region based*) dimana proses segmentasi dilakukan berdasarkan kesamaan nilai suatu piksel yang berdekatan. Metode berdasarkan tepi (*edge based*) adalah *Geodesic Active Contours* (GAC) merupakan bagian dari *active contour* yang menggunakan *gradient* untuk menemukan tepi dari suatu fitur dan akan mendeteksi kontur dimana inisial kontur berada. Berikut rumus dari model GAC :

$C(q) : [0, 1] \rightarrow R^2$ parameter planar kurva

$I : [0, a] \times [0, b] \rightarrow R^+$ merupakan citra yang akan dicari batasnya

Persamaan untuk mencari tepi suatu citra :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(q)|^2 dq + \beta \int_0^1 |C''(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 \nabla I(C(q)) dq \quad (13)$$

Jika nilai $\beta = 0$, maka akan dihasilkan *curve smoothing*. Sehingga persamaan (13) menjadi:

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C''(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 \nabla I(C(q)) dq \quad (14)$$

Persamaan (14) dapat diperluas dengan melakukan generalisasi pada *edge detector* dengan :

$g[0, +\infty] \rightarrow R^+$ menjadi fungsi turunan
 $g(r) \rightarrow 0$ dan $r \rightarrow \infty$

sehingga persamaan (14) dapat dituliskan menjadi :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C''(q)|^2 dq + \lambda \int_0^1 \nabla I(C(q))^2 dq \quad (15)$$

$$= \int_0^1 (E_{int}(C(q)) + E_{ext}(C(q))) dq \quad (16)$$

Active contour merupakan proses meminimalisasi energi, batasan dari objek merupakan nilai minimum dari fungsi energi. Fungsi energi tersebut tidak hanya terdiri dari informasi mengenai *edge*, melainkan juga berisi properti yang mengontrol pergerakan dari kurva itu sendiri. Masalah minimisasi energi (*snakes*) ekuivalent dengan menemukan sebuah geodesic kurva (geodesic kurva merupakan jarak minimum antara 2 titik) pada Riemannian space. Jarak merupakan ukuran dari Riemannian space, dimana pokok utamanya pada g_{ij}

$$g_{ij} = 2m(E_0 - U(C))\delta_{ij} \quad (17)$$

Sehingga minimisasi energi pada persamaan (14) dengan $H=E_0$, dan ekuivalent dengan :

$$\int_0^1 \sqrt{g_{ij} C'_i C'_j} dq \quad (18)$$

Dengan $i, j = 1, 2$ maka :

$$\int_0^1 \sqrt{g_{11} C_1'^2 + 2g_{12} C_1' C_2' + g_{22} C_2'^2} dq \quad (19)$$

Dengan menggunakan persamaan (19) diatas dapat dilakukan proyeksi dari minimisasi pada persamaan (14) di (x, y, q) ke bidang (x, y)

Dengan nilai $E_0=0$ dan $g_{ij} = 2m \lambda g(|\nabla I(C)|)^2 \delta_{ij}$

Maka persamaan (18) dapat dituliskan dengan:

$$\text{Min} \int_0^1 \sqrt{2m\lambda g(|\nabla I(C(q))|) |C'(q)|} dq \quad (20)$$

Kemudian menentukan nilai dari $2\lambda m = 1$ maka persamaan (20) dapat ditulis:

$$\text{Min} \int_0^1 g(|\nabla I(C(q))|) |C'(q)| dq \quad (21)$$

Pendefinisian lain dari persamaan (21) diatas pada *Riemannian space* adalah:

$$L_R := \int_0^1 g(|\nabla I(C(q))|) |C'(q)| dq \quad (22)$$

Karena pada Euclidean $|C'(q)| dq = ds$ maka:

$$L_R := \int_0^{L(C)} g(|\nabla I(C(q))|) ds \quad (23)$$

Melakukan minimisasi pada persamaan (22) atau L_R dengan menggunakan *Euler-Lagrange*, sehingga didapat:

$$\frac{\partial C(t)}{\partial t} = g(I)k\vec{N} - (\nabla g \cdot \vec{N})\vec{N} \quad (24)$$

Dimana:

K = Euclidean curvature

N = unit inward normal

Perlu ditambahkan kecepatan konstan, α untuk meningkatkan kecepatannya, sehingga persamaan (24) dapat ditulis dengan:

$$\frac{\partial C(t)}{\partial t} = g(I)(k + \alpha)\vec{N} - (\nabla g \cdot \vec{N})\vec{N} \quad (25)$$

Dan persamaan level-setnya yaitu :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = g |\nabla \Phi| \text{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + \alpha + \nabla g \cdot \nabla \Phi \quad (26)$$

Dimana α merupakan *ballon force* yang dapat mengontrol kontur untuk menyempit atau mengembang. GAC menggunakan gradient untuk *edge stopping function* $g(|\nabla I|)$ dimana $\lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$ dan rumusnya adalah:

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad (27)$$

Dimana $\nabla G_\sigma * I$ merupakan citra konvolusi I dengan sebuah Gaussian kernel yang memiliki standar deviasi σ .

Pada citra digital diskrit *gradient* terbatas dan ESF tidak pernah 0 pada kondisi *edge*. Walaupun menggunakan *ballon force*, yang akan mengembang dan menyempit pada suatu kontur. Apabila *ballon force* besar, kontur akan melewati *weak edge* pada suatu objek dan apabila *ballon force* tidak terlalu besar, mungkin kontur tidak melewati bagian objek yang sempit. Selain itu, model ini cenderung pada posisi lokal minimum, sehingga tidak berhasil dalam mendeteksi *exterior* dan *interior boundaries*, ketika insial konturnya jauh dari objek yang diinginkan.

Adapun model yang merupakan global segmentasi adalah model Chan-Vese (C-V) yang diformulasikan dengan melakukan minimisasi fungsi energi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} F(C_1, C_2, \Phi) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy \\ & + \nu \int_{\Omega} |H(\Phi(x, y))| dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} \mu_0(x, y) - C_1^2 H(\Phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} \mu_0(x, y) - C_2^2 (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (28)$$

Dengan menggunakan \emptyset dan minimisasi energi $F(C_1, C_2, \emptyset)$, secara mudah C_1 dan C_2 dapat di tentukan dengan:

$$C_1(\emptyset) = \frac{\int_{\Omega} \mu_0(x,y) \cdot H(\emptyset(x,y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\emptyset(x,y)) dx dy} \quad (29)$$

$$C_2(\emptyset) = \frac{\int_{\Omega} \mu_0(x,y) \cdot (1-H(\emptyset(x,y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1-H(\emptyset(x,y))) dx dy} \quad (30)$$

Penulisan lain dari minimisasi energi dengan menggunakan F_{ε} :

$$\begin{aligned} F_{\varepsilon}(C_1, C_2, \emptyset) = & \mu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\emptyset(x, y)) | \nabla \emptyset(x, y) | dx dy \\ & + v \int_{\Omega} | H_{\varepsilon}(\emptyset(x, y)) | dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} \mu_0(x, y) - C_1 |^2 H_{\varepsilon}(\emptyset(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} \mu_0(x, y) - C_2 |^2 (1 - H_{\varepsilon}(\emptyset(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (31)$$

Dengan dilakukannya minimisasi terhadap F_{ε} yang respek pada \emptyset dapat ditarik kesimpulan tentang asosiasi *euler-lagrange equation* yang terkait dengan \emptyset . Diperoleh pendefinisian inisial kontur dengan persamaan level set sebagai berikut:

$$\frac{\partial \emptyset}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\emptyset) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \emptyset}{|\nabla \emptyset|} \right) - v - \lambda_1 (\mu_0 - C_1)^2 + \lambda_2 (\mu_0 - C_2)^2 \right] = 0 \quad (32)$$

Pada proses metode *active contour* dengan segmentasi selektif lokal atau global, level set *function* diinisialisasikan konstan, dengan memiliki tanda yang berbeda ketika berada di dalam atau di luar kontur.

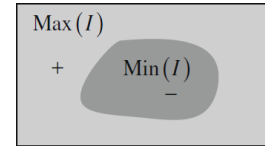
E. Formula Signed Pressure Force (SPF)

Fungsi SPF (*Signed Pressure Force*) memiliki nilai antara $[-1,1]$. Kekuatan tekanan pada bagian dalam dan luar kontur ditampilkan pada range nilai ini. Sehingga akan terlihat ketika kontur menyempit saat berada diluar objek dan melebar saat berada didalam objek.

Fungsi SPF diformulasikan sebagai berikut:

$$spf(I(x)) = \frac{I(x) - \frac{C_1 + C_2}{2}}{\max \left(|I(x) - \frac{C_1 + C_2}{2}| \right)}, x \in \Omega \quad (33)$$

Dimana C_1 dan C_2 didapatkan dari persamaan dan secara berurutan



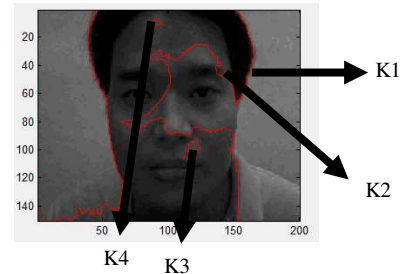
Gambar 3. Fungsi SPF Fungsi SPF Didalam dan Diluar Objek

Gambar 3 adalah tanda dari fungsi SPF pada bagian dalam dan luar objek, dimana intensitas pada bagian dalam (*inside*) dan luar (*outside*) objek adalah homogen. Tanda pada fungsi SPF pada persamaan identik dengan Gambar 2, sehingga persamaan (33) dapat dijadikan fungsi SPF. Dengan dilakukannya substitusi fungsi SPF pada persamaan untuk ESF pada persamaan (27), maka dapat dibentuk suatu persamaan level set untuk segmentasi lokal atau global secara selektif sebagai berikut :

$$\frac{\partial \emptyset}{\partial t} = spf(I(x)) \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \emptyset}{|\nabla \emptyset|} \right) + \alpha | \nabla \emptyset | + \nabla spf(I(x)) \nabla \emptyset, x \in \Omega \right) \quad (34)$$

F. Segmentasi

Segmentasi citra adalah proses membagi sebuah citra ke dalam beberapa wilayah atau objek. Hasil dari segmentasi citra adalah memberikan label atau tanda (lingkaran, kurva, atau garis) atau mengenali dan memotong tiap objek pada citra [20]. Banyak cara yang dapat diterapkan untuk dapat mengenali objek pada suatu citra digital. Mulai dari *edge detection*, persamaan warna, intensitas, *texture* dan lainnya. Setiap metode tentunya memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Metode yang paling sederhana untuk melakukan segmentasi adalah pengambangan citra (*image thresholding*). Algoritma segmentasi pada citra *grayscale* berdasarkan pada dua kategori nilai tingkat keabuan, yaitu : *discontinuity* dan *similarity*. Pada kategori pertama, pendekatan dilakukan dengan membagi citra berdasarkan pada perubahan secara tiba-tiba dari tingkat keabuan. Area pokok dari objek yang diinginkan dalam kategori ini adalah deteksi titik-titik yang dipisahkan atau diisolasi dan deteksi dari garis dan isi (*edge*) dalam citra. Pendekatan utama pada kategori kedua adalah berdasarkan *thresholding*, *region growing*, serta *splitting* dan *merging*. [7].


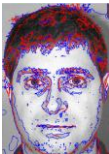












Gambar 4. Proses Active Contour

III. UJICOBAN DAN EVALUASI

Eksperimen pada metode binarisasi dan segmentasi citra wajah telah diuji pada citra. Hasil uji citra menggunakan segmentasi lokal dan global terlihat pada Tabel I. Berikut hasil dari proses segmentasi yang telah dilakukan:

TABEL II. HASIL UJI COBA SEGMENTASI CITRA WAJAH

Iterasi	Citra Masukan	Citra <i>Active Contour</i>	Hasil Segmentasi
50			
			
100			
			

Citra yang digunakan pada proses segmentasi ini sebanyak 20 citra wajah menggunakan *database* Caltech, dengan ukuran 200 x 150 *pixel*, aplikasi yang digunakan untuk mengolah data citra wajah yaitu MATLAB 2009a. Keakuratan segmentasi citra wajah dipengaruhi oleh parameter informasi koefisien energi internal $\mu = 30$. *Time step* = 1. Dengan menggunakan parameter tersebut diperoleh *output* pada iterasi 50 – 100 iterasi.

TABEL II. PENGUJIAN DENGAN SETTING PARAMETER

Citra Uji		Kombinasi Parameter				Akurasi
		0,01	0,02	0,05	0,10	
image_0009 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0026 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0046 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0063 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0105 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0127 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0137 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	45%
image_0151 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0190	Iterasi	50	50	50	100	100%

$\mu = 30, t = 1$						
image_0203 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0217 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0233 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0263 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0279 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0337 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	40%
image_0369 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0377 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0408 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0420 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%
image_0447 $\mu = 30, t = 1$	Iterasi	50	50	50	100	100%

Dari hasil pengujian dengan beberapa variansi *noise* yang ditunjukkan pada Tabel II, didapatkan bahwa metode level set mampu memberikan hasil segmentasi yang baik untuk nilai variasi *noise* maksimum pada 0,10 dan diperoleh hasil 18 citra wajah dapat dideteksi dengan baik dari 20 citra masukan atau unjuk kerja sistem sebesar:

$$\% \text{Keberhasilan} = \frac{\sum N_T}{\sum N_S} \times 100\% = \frac{18}{20} \times 100\% = 90\%$$

Dengan $\sum N_T$ merupakan jumlah citra wajah dengan tingkat pengenalan 100% dan $\sum N_S$ merupakan jumlah citra wajah keseluruhan.

IV. KESIMPULAN

Setelah dilakukan uji coba dan analisis pengujian terhadap implementasi metode kontur aktif dengan selektif lokal atau global segmentasi dapat diambil beberapa kesimpulan antara lain:

- Metode kontur aktif dengan segmentasi selektif lokal atau global kurang efektif.
- Metode kontur aktif dengan selektif lokal atau global segmentasi merupakan metode yang efisien dan efektif untuk beberapa citra tertentu, dimana variasi warna background diminimalisir, seperti yang terlihat pada Tabel I.
- Dapat mendeteksi eksterior dan interior *boundary* dengan baik, seperti yang dijelaskan pada uji coba Tabel I.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih saya ucapkan kepada Bapak Drs. Agus Harjoko, M.Sc, Ph.D yang telah membantu mengarahkan dalam pembuatan makalah ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Basura Fernando, Sezer Karaoglu, Alain Trmeau, "Extreme Value Theory Based Text Binarization In Documents and Natural Scenes", 3rd Int. Conf. Machine Vision, Hong Kong, 2010.
- [2] B. Merriman and S. Ruuth, "Diffusion generated motion of curves on surfaces," *J.Comput. Phys.*, vol. 225, pp.2267-2282, 2007.
- [3] Cremers Daniel, Tischhauser Florian, Weickert Joachim, Schnorr Christoph . Diffusion Snakes: Introducing Statistical Shape Knowledge into the Mumford-Shah Functional, *Int Journal of Computer Vision*, vol. 50(3), pp. 295-313, 2002.
- [4] C. Xu and J.L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 359-369, 1998.
- [5] C. Li, C. Kao, J. C. Gore, and Z. Ding, "Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 17 (10), pp. 1940-1949, 2008
- [6] C. Li, C. Kao, J. Gore, and Z. Ding, "Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-7, 2007.
- [7] Chunming Li; Chenyang Xu; Changfeng Gui; Fox, M.D. "Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation", *Image Processing, IEEE Transactions on*, On page(s): 3243 - 3254 Volume: 19, Issue: 12, Dec. 2010.
- [8] Chunming Li; Rui Huang; Zhaohua Ding; Gatenby, J.C.; Metaxas, D.N.; Gore, J.C. "A Level Set Method for Image Segmentation in the Presence of Intensity Inhomogeneities With Application to MRI", *Image Processing, IEEE Transactions on*, On page(s): 2007 - 2016 Volume: 20, Issue: 7, July 2011.
- [9] D. Chopp, "Computing Minimal Surface via Level Set Curvature Flow," *J.Comput.Phys.*, vol. 106, pp. 77-91, 1993.
- [10] D. Mumford and J. Shah, "Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems," *Comm. Pure Appl. Math.*, vol. 42, pp. 577-685, 1989.
- [11] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. *Digital Image Processing Second Edition*, Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [12] J. Ohya, A. Shio, and S. Akamatsu, "Recognizing characters in scene images", *IEEETrans. Pattern, Anal.Mach.Intell.*, 16(2), pp.214-220, 1994.
- [13] J. Sauvola and M. Pietaksinen, "Adaptive document image binarization," *Pattern Recogn.* 33, 2000, pp. 225-236.
- [14] J. Weickert and G. Kuhne, "Fast methods for implicit active contour models," in *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics*, S. Osher and N. Paragios, Eds. Springer, 2003.
- [15] K. Gunadi, C. G. Ballangan, Y. Siswanto, "Aplikasi Segmentasi Gambar dengan Menggunakan Metode Level Set", <http://puslit.petra.ac.id/journals/informatics>
- [16] K. Zhang, L. Zhang, H. Song and W. Zhou, "Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method," *Image and Vision Computing*, vol. 28, issue 4, pp. 668-676, April 2010.
- [17] Loncaric Sven, Ceškovic Ivan, Petrovic Ratimir, Loncaric Srecko, eds. *3-D quantitative analysis of brain SPECT images. Proc. SPIE Vol. 4322*, p. 1689-1695, Medical Imaging: Image Processing, Milan Sonka, 2001.
- [18] M. Kass, A. Witkin, and D.Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Int. J. Comput. Vis.*, vol.1, pp. 321-331,1987.
- [19] M.Kumaravel, S.Karthik, P.Sivraj, K.P.Soman, "Human Face Image Segmentation using Level Set Methodology", *International Journal of Computer Applications (0975 - 8887) Volume 44- No12, April 2012*.
- [20] M. Sussman, P. Smereka, S. Osher, "A Level Set Approach for Computing Solutions to Incompressible Two-Phase Flow," *J. Comp. Phys.*, vol. 114, pp. 146-159, 1994
- [21] S. Esedoglu, and Y. Tsai, "Threshold dynamics for the piecewise constant Mumford-Shah functional," *J. Comp. Phys.*, vol. 211, pp. 367-384, 2006.
- [22] S. Osher and J. Sethian, "Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations," *J. Comp. Phys.*, vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [23] S Karthik et al., Level Set Methodology for Tamil Document Image Binarization and Segmentation. *International Journal of Computer Applications* 39(9):7-12, February 2012. Foundation of Computer Science, New York, USA
- [24] T. Chan and L. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Trans.Image Process*, vol. 10, no. 2, pp. 266-277, Feb. 2001.
- [25] T. Chan and L. Vese, "A level set algorithm for minimizing the Mumford-Shah functional in image processing," *IEEE Computer Society, Proceeding of the First IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision*, 2001, pp. 161-168.
- [26] Virginia Estellers Bresson, "An Efficient Algorithm for Level Set "Method Preserving Distance Function, *IEEE*, 2012.
- [27] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic Active Contours," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 22, no. 1 pp. 61-79, 1997.
- [28] W. Niblack, *An Introduction to Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., pp. 115-116, 1986.
- [29] X. Xie, "Active Contouring Based on Gradient Vector Interaction and Constrained Level Set Diffusion," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 19, no. 1, pp. 154-164, Jan. 2010.
- [30] Y. Zhong, K. Karu, and A.K. Jain. "Locating text in complex color images.", *Proc. of 3rd Int. Conf. Document Analysis and Recognition*, 1995, 146 - 149 vol.1.